

CT 造影冠状动脉狭窄检测与量化的相关研究

陈相廷¹ 张帆^{1,2} 张一凡¹ 孔珊¹

¹河南大学计算机与信息工程学院, 河南 开封 475000

²河南大学图像处理与模式识别研究所, 河南 开封 475000

摘要 心血管疾病与冠状动脉狭窄之间有着密切的联系,对冠状动脉狭窄的检测和量化对心血管疾病的预防、发现和诊断具有重要的意义。随着医学成像手段及图像处理技术的进步,通过在冠状动脉计算机断层扫描造影(CTA)中应用自动冠状动脉树标记、血管追踪以及稳健核回归等技术,自动/半自动狭窄检测及量化已成为重要的医学图像处理发展方向。回顾了近年来在冠状动脉狭窄检测及量化领域的最新进展,总结了狭窄检测及量化的流程,讨论了未来狭窄检测及量化的发展趋势和临床应用前景。

关键词 图像处理; 冠状动脉狭窄; 血管分割; 狭窄检测; 狭窄量化

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.080006

Research on Stenosis Detection and Quantification of Coronary Artery in CT Angiography

Chen Xiangting¹ Zhang Fan^{1,2} Zhang Yifan¹ Kong Shan¹

¹School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475000, China

²Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Henan University, Kaifeng, Henan 475000, China

Abstract Cardiovascular disease and coronary artery stenosis are closely related. Detection and quantification of coronary artery stenosis is important for cardiovascular disease prevention, detection and diagnosis. As the rapid growth of medical imaging and image processing techniques, automatic and semi-automatic stenosis detection, as well as quantification, has become an important development direction in the field of medical image processing. The related technologies include automatic coronary artery tree labeling on computed tomography angiography (CTA), vessel tractography, and robust kernel regression, *etc.* The latest advance in coronary artery stenosis detection and quantification in the recent years is reviewed, the technological process of stenosis detection is summarized, and the tendency and application prospect in the future is discussed.

Key words image processing; coronary artery stenosis; vessel segmentation; stenosis detection; stenosis quantification

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 170.3880

1 引言

近年来中国人群心血管疾病患病率与死亡率均呈上升趋势。据最新的《2013年中国心血管病报告》显示,截止到2013年,我国心血管病患者人数超过2.9亿,每年约350万人死于心血管病。用于治疗心血管疾病的费用也快速增长,仅急性心肌梗死的住院总费用就高达49.61亿元,年均增速达到25%。

通常情况下,流经冠状动脉的血液提供维持心脏正常功能所必需的氧气和营养物质。如果冠状动脉由于钙、脂肪和胆固醇的堆积而形成狭窄或阻塞,会导致冠状动脉粥样硬化,使供给心肌的血流量减少,继而引发心肌缺血。动脉粥样硬化斑块按是否容易发生破裂可分为稳定斑块和不稳定斑块,后者更容易发生破裂。稳定的动脉粥样硬化斑块会导致暂时性的心肌缺血,而不稳定的动脉粥样硬化斑块可诱发不可逆的心

收稿日期: 2015-01-15; 收到修改稿日期: 2015-03-23; 网络出版日期: 2015-07-14

基金项目: 国家自然科学基金(61305042)

作者简介: 陈相廷(1991—),男,硕士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: 1540828738@qq.com

导师简介: 张帆(1967—),男,博士,教授,主要从事数字图像处理与模式识别等方面的研究。

E-mail: zhangfan@henu.edu.cn(通信联系人)

肌损伤,导致心肌梗死,直接威胁生命。因此,对冠状动脉的狭窄检测及量化成为预防与诊断心血管疾病的关键步骤。

冠状动脉计算机断层扫描血管造影(CTA)作为一种非侵入性的成像方式被广泛应用于冠状动脉疾病的诊断,该技术创伤极小,并发症少,可以得到高质量的血管三维影像。根据CTA检查报告,放射科专家和心血管专家可得出病理诊断结果,这通常取决于专家的诊断经验。自动实现这一过程已成为国内外专家学者共同的研究方向。

最近十几年来,冠状动脉狭窄检测经历了从人工到自动、从二维到三维、从低精度到高精度的变化过程。自动/半自动冠状动脉狭窄检测及量化,是指借助多种图像处理和影像技术,在最小人工干预的情况下获取狭窄的位置,确定狭窄处斑块的大小和类型。自动/半自动狭窄检测及量化可以作为心血管疾病临床诊断的重要参考依据。冠状动脉自动/半自动狭窄检测与量化主要包括血管中轴线提取、血管分割、狭窄检测和量化等过程。

2 血管中轴线提取

自动实现冠状动脉分析的方法通常开始于动脉血管中轴线的检测,而血管中轴线完全可以实现自动提取。但血管中轴线的检测也会面临许多挑战,比如存在运动伪影和较低的分辨率等问题。最近Akinyemi等^[1]提出了一种通过使用冠状动脉几何特征训练一个多元高斯分类器的方式实现中轴线提取的方法。以下将着重介绍Yang等^[2]提出的自动冠状动脉树标记算法及Metza等^[3]提出的最小成本路径算法。两种方法与传统中轴线提取算法相比均大幅提高了中轴线提取的能力和精度。通过确定中轴线,可生成相应的冠状动脉树模型,为血管分割提供直观而且准确的参考模型^[4-5]。

2.1 冠状动脉树标记法

在中轴线提取这一步骤中,一种较为优秀的方法是采用自动冠状动脉树标记算法。Yang等^[2]的算法改进了中轴线提取的能力和精度。该算法主要是用于三维冠状动脉树模型。首先确定主分支,然后再沿侧支按照近端、中间部分和远端依次标记。值得注意的是,算法精度的高低取决于能否消除在此过程中产生的由运动伪影或部分容积效应所带来的误差。计算机断层扫描(CT)图像伪影是由于设备故障、校准不足、算法误差或拍摄过程中目标的位移造成的与实际解剖结构不相符的密度异常变化。部分容积效应指的是CT图像上各个像素的数值代表相应单位组织整体的平均CT值,但是没有如实反映该单位内各种组织本身的CT值。如在高密度组织中较小的低密度病灶,其CT值偏高;反之,在低密度组织中较小的高密度病灶,其CT值偏低。要消除此类误差就需根据图像的形状、密度变化值及扫描参数等对具体问题进行分析。Yang等的方法是引入一个指数函数来削弱这一影响。自动冠状动脉树标记算法的工作流程如图1所示。

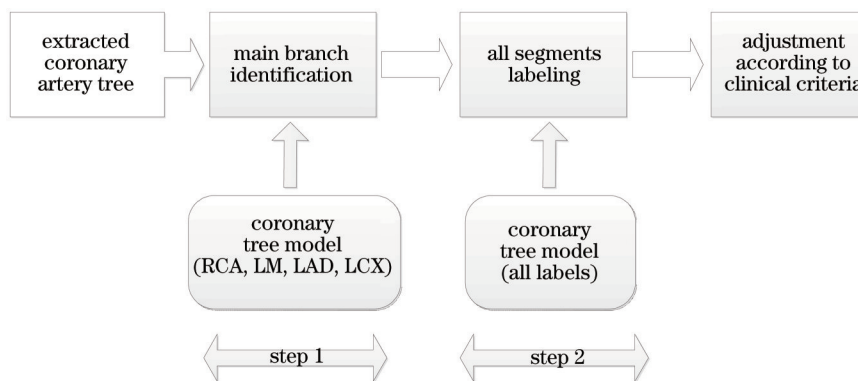


图1 冠状动脉树标记流程

Fig.1 Pipeline of coronary artery tree labeling

该算法的实现分为两个主要步骤。首先,4个主要的动脉,即右冠状动脉(RCA)、左主干(LM)、左前降支(LAD)、左回旋支(LCX),将会通过与冠状动脉模型校准后被确认;其次,冠状动脉树中的所有标签,包括主要分支的近端、中间和远端部分以及侧枝与提取的冠状动脉树模型的候选位置相匹配,以找到初始标记结果。根据临床诊断标准调整初始结果之后,将产生最终标记结果。值得注意的是标记侧分支应满足两个标

准:1) 一个侧分支只能属于4个主要动脉中的一个且任何分支不能有另外的分支;2) 模型所提供的先验知识,例如通常由对角支提供一个运行在该区域的分支,该分支不能被标记为一个间隔支。如果某个段无法被标记为一个有效的标签,则标记为“无标记”。

在整个流程中,可以定义 $L = \{(P_1, Q_1), (P_2, Q_2), (P_3, Q_3), \dots, (P_z, Q_z)\}$ 表示一个标记结果, L 是由相应的一系列提取数据中的 P 和模型中的 Q 组成,任何一个被标记为“无标记”的段不包含在 L 中。定义 $P = \{p_0, p_1\}, Q = \{q_0, q_1\}$, 表示为各段血管中心线上的点, N 和 M 是点的数量。中心线上点的匹配成本定义如下:

$$c = \sum_{k=1}^{\min(N,M)} \|p_{a_k} - q_{b_k}\|, \begin{cases} a_k = k, b_k = kM/N, & M > N \\ a_k = kN/M, b_k = k, & M \leq N \end{cases} \quad (1)$$

标记结果 L 的匹配成本和最终最优匹配成本被定义为

$$C_L = \sum_{z=1}^Z \frac{c_z}{N_z} \cdot \exp\left[-\alpha \left(\sum_{z=1}^z N_z / S_{\min} - 1\right)\right], C_g = \min C_L, \quad (2)$$

式中 S_{\min} 是在提取数据 L 中所有被标记点数的总和,引入的指数函数是为了削弱标记结果中大量被定义为“无标记”侧枝带来的影响。由参数 α 控制,在0到1之间取值,一般取0.4。

2.2 最小成本路径法

在血管中轴线提取中,血管体积小、存在伪影和病变的干扰等因素会导致传统方法提前终止或结果错误。最小成本路径方法是一个半自动化的方法,人工选取初始点,在提取过程中引入两个成本函数使得中轴线可以跨过病变区域和图像质量差的区域^[3]。最小成本路径由两个不同成本函数计算得出,第一个成本函数是依据常用的血管测量值以及强度信息计算得出,即血管强度函数,其定义为

$$C(\mathbf{x}) = \frac{1}{V(\mathbf{x})T(\mathbf{x}) + \varepsilon}, \quad (3)$$

式中 $V(\mathbf{x})$ 是由 Frigietal 等^[4]提出的多维度血管测量值, $T(\mathbf{x})$ 是强度值, ε 是为避免当 $V(\mathbf{x})$ 和 $T(\mathbf{x})$ 为0时产生异常而定义的一个极小正值。

第二个成本函数基于区域统计得出,即区域统计学成本函数,其定义为

$$P(\mathbf{x}, r) = \omega + \frac{L_1}{1 + \delta_{\mu(\mathbf{x}, r)}^2} + \frac{L_2}{1 + \delta_{\sigma^2(\mathbf{x}, r)}^2}, \quad (4)$$

$$\delta_{\mu} = |\mu(\mathbf{x}, r) - \mu(\mathbf{x}, r-1)|, \quad (5)$$

$$\delta_{\sigma^2}(\mathbf{x}, r) = |\sigma^2(\mathbf{x}, r) - \sigma^2(\mathbf{x}, r-1)|, \quad (6)$$

式中 $\mu(\mathbf{x}, r)$ 和 $\sigma^2(\mathbf{x}, r)$ 分别代表血管表面上点的强度均值和强度方差, \mathbf{x} 取决于半径 r , 参数 L_1 和 L_2 是用来控制路径延伸方向的权重, ω 是非负常数。

采用最小成本路径方法的优点是:给出合理的成本函数,可以确保得出的路径为全局最优解,并且以主动脉轴向切面的中心取点作为最小成本路径检查的开端,可预算出所有成本中较大的部分。通过额外的用户交互,可较为容易地将路径细分为不同的子路径。由于特定路径的累计成本依赖路径长度和子路径成本,所以使血管外部成本足够大、血管中轴线成本相对足够小显得尤为重要。只要严格遵守相应算法规则,便可得到更为准确的中轴线检测结果。

3 血管分割

通过血管中轴线提取,可得到相应的冠状动脉模型。由于冠状动脉血管具有树形结构这一形态特征,所以冠状动脉模型通常为树状模型。值得注意的是,不同影像来源可能得到不同特征,比如尺寸和取向等。目前临床使用的血管造影技术均要借助造影剂,得到的影像主要有血管形态和灰度分布两方面特征。传统图像分割的算法对冠状动脉 CT 造影的分割效果都不理想,例如阈值分割算法、区域增长算法和边缘检测算法都没有很好地利用树形结构这一形态特点。目前国际上流行的是分别由 Cetin 等^[6]和 Schaap 等^[7]提出的血管追踪法以及图分割和稳健核回归法。两种方法均以血管形态为切入点,融入数学形态学、统计学和模式识别的思想及方法,不但克服了传统方法单一低效的缺陷,还将自动实现变为可能,并为狭窄检测和量化的后续工作提供可靠铺垫。

3.1 血管追踪法

在CTA中,可以用血管追踪方法自动地实现内腔分割,同时还可检测出所有类型的冠状动脉狭窄。血管追踪的方法受扩散张量成像(DTI)中脑白质神经纤维束跟踪方法的启发,定义一个张量来跟踪血管中心线从而实现内腔分割及狭窄检测。

该方法通过以下三个主要步骤实现:1) 血管追踪开始于一个用户定义的初始种子点,此点以血管横截面中心点为最佳;2) 沿着中心线类似地对线上每一点顺着特征向量的正向和反向开始传播并且和平面张量最小特征值保持一致,这样产生的纵向血管集呈现出旋转不变性;3) 对于所有空间坐标上的分支,计算出对应的特征向量,取最小特征值重新加到原坐标上从而得出新的分支坐标,即根据特征值用随机森林算法去检测血管狭窄坐标。

实际上这就是DTI中的流线跟踪成像法^[6]。根据血管方向进行加权,计算欧拉方法的近似参数,公式如下:

$$c(u_n) = c(u_{n-1}) + \alpha \frac{dc(u)}{du} \rightarrow c(u_n) \approx c(u_{n-1}) + \alpha v_3, \quad (7)$$

式中 $c(u_{n=0})$ 是种子点,且 $0 \leq u_n \leq L$, L 为血管长度。通过 v_3 方向的线性分段可以计算出束 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$, 因此束的呈现方式是沿 v_3 的血管切线方向。

3.2 图分割和稳健核回归法

现有冠状动脉分割方法大致可以分为两类:一类是找到血管中轴线后,采用区域生长或形态学滤波的方法分割血管;另一类是抽取血管中轴线后,基于图像强度计算阈值或沿血管边界曲线寻找多个最小成本路径来分割血管^[7]。本节介绍的方法是基于图分割和稳健核回归的技术。在图分割中,边的权重取决于中轴线强度。核回归是统计学中一种非参数的随机条件期望预测技术,用于寻找一对随机变量的非线性关系。通过将多种技术融合于该算法,灵敏度和精度较传统方法均有大幅提高。

该方法主要通过以下三个步骤实现:1) 引入马尔科夫随机场寻找内腔和背景的最佳二元三维像素标记。2) 沿标记对管腔进行分割。虽然这样的分割几近完美,分割结果和其他侧枝区域对比一致,并且像素元和内腔有相似的强度,事实上是由于图像伪影产生了模糊的钙化斑块和错误分割而导致误报。通过引入一个高斯损失函数,对每个点 $r(\phi, s)$ 迭代分配一个权重 $w(\phi, s)$, 如下式所示:

$$w(\phi, s)^i = \exp \left\{ \frac{-[r(\phi, s)^i - r(\phi, s)^{i=0}]^2}{2\sigma_r^2} \right\}, \quad (8)$$

使用权重来提高估计的准确性,

$$r(\phi, s)^{i+1} = \frac{\sum_{\phi', s'} G_{\sigma_\phi, \sigma_s}(\phi' - \phi, s' - s) w(\phi', s')^i r(\phi', s')^{i=0}}{\sum_{\phi', s'} G_{\sigma_\phi, \sigma_s}(\phi' - \phi, s' - s) w(\phi', s')^i}, \quad (9)$$

式中 $G_{\sigma_\phi, \sigma_s}(\cdot)$ 为二维高斯标准偏差。这一过程不断重复直至收敛,以消除误报的影响。3) 采用迭代加权核回归法检测,按照分割的内腔不可包含任何孔、表面应该顺滑且侧枝不可分割的原则去除那些不属于血管的区域,从而得到正确的分割结果^[7]。

4 狭窄检测和量化

在第3节中讨论了分割冠状动脉树模型的主要算法,准确的血管分割是精确检测狭窄区域并正确量化的前提。本节讨论基于分割结果的狭窄检测和量化方法。在早期研究中,根据血管上的每个点逐个进行狭窄检测和量化。血管分割后,沿中轴线测量出血管内腔直径,同时通过计算得出每个位置内腔直径的预期值,之后计算预期直径和实际测量直径之间的偏差百分比,定义为狭窄比率,狭窄比率高于20%的区域会被记录为狭窄样本。通过引入预期值,狭窄的检测和量化可同时完成。本节将主要介绍 Duval 等^[8]提出的随机森林法和 Eslami 等^[9]提出的管膨胀算法。

4.1 随机森林法

随机森林的概念最早出现在机器学习中,是一个包含多个决策树的分类器,并且其输出类别由个别树输出类别的众数而定,因此可以产生精确度很高的结果。沿用此思想将中轴线提取和血管分割中提取到的

具有旋转不变性的特征值分别与随机森林中的树相对应,抽取特征值作为训练数据集,得到分类器从而实现狭窄检测。

该方法主要通过以下三个步骤实现:1) 特征提取,每个冠状动脉树末端与根的连接都由独立的中轴线表示。这意味着在一些冠状动脉段中会有多条分支的中轴线会与其关联。所以特征的提取不仅考虑在中轴线上的点,同时也要考虑上下左右4个相邻点。2) 特征值的计算,特征值基于强度和方向导数计算得出。值得注意的是,该步骤中要计算出两个特征值,一个是在同样强度特点下与轴心点距离变化最大区域对应的强度值,另一个是内腔与外壁的平均强度差。3) 每棵树的每个节点使用随机选择出的特征值进行训练得出最佳阈值从而进行狭窄的检测。

随机森林的性能取决于特征值的提取,特征值将直接决定树的深度、树木数量以及狭窄检测的精度,如表1所示。

表1 随机森林在不同参数下的识别率

Table 1 Recognition rate in the random forest algorithm with different parameters

Number of trees	Depth of trees	Number of features	Recognition rate /%
50	5	8	76.38
50	5	15	76.14
50	10	8	80.14
50	10	15	80.02
100	5	8	76.34
100	5	15	76.8
100	10	8	79.94
100	10	15	80.06
200	5	8	76.46
200	5	15	76.78
200	10	8	79.76
200	10	15	79.82

随机森林法的整个过程都是基于狭窄的特征值,检测结果有很高的精度,但由于某些特征值具有特异性,加上特征提取过程中的关联性,导致了特征值的弱化,使算法敏感度下降,漏报概率增加,影响最终检测结果。医学影像学机器学习(MLMI)在近几年快速发展,随着随机森林、概率决策树等概念的引入,MLMI在医学影像领域还将有更大的进展。

4.2 管膨胀方法

管膨胀是一种较为新颖的方法,该方法受充气膨胀的启发,通过环绕血管中心线的横向环形来估计近似值^[9]。将相邻环的相似度定义为一个成本函数,最佳的近似值由一个预先定义好的以血管半径为驱动的约束函数计算得出。欲计算成本函数,往往需要先引入边的权重函数:

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp[-\beta(\mu_i - \mu_j)] & n_i \text{ and } n_j \text{ connected} \\ 0 & \text{not connected} \end{cases}, \quad (10)$$

式中 μ_i 和 μ_j 分别代表内外环的平均强度。该权重函数同时还能剔除不相邻环所得出的错误结果,减少了部分容积效应的影响。由权重函数可以定义成本函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n_i, n_j \in \mathcal{S}} w_{ij} (x_i - x_j)^2, \quad (11)$$

式中 x_i 和 x_j 分别代表横向环的近似值, n_i 和 n_j 分别代表横截面相邻环上的点。通过成本函数可以有效反映出狭窄等级的变化。最终基于半径和血管内腔局部轮廓强度变化来检测和量化狭窄。

该方法主要通过以下三个步骤实现:1) 沿预先得到的中轴线人工选取种子,生成离散管状区域。管状区域由两个要素组成:位置和半径。一组中轴线上每个点的横向循环即为对应区域,每个横向循环可以以其中心表示,即对应的中轴点和半径。基于半径的离散管状区域的定义即为血管最大半径与预定义边缘及子像素分割处理所得分辨率之和。2) 定义一个分割内腔面积的二次递减多项式计算预期横断区域面积。二次多项式估计的预期横断面积区域作为内腔参考区域,并且使血管中心线上对应的狭窄等级化。3) 通过

内腔轮廓强度量化狭窄。在每个横截面内,通过充满血的大动脉估计最大强度,通过没有血的心肌估计最低强度。所得平均强度就是狭窄等级。最终狭窄是通过最大强度和区域平均强度共同计算所得。

这种狭窄检测方法可有效克服血管外膜边界在CTA影像中不能辨别、内腔参考区域很难测定的困难,同时因为权重函数的引入可以有效解决部分容积效应。但也带来了一定的弊端,由于仅仅在同一截面的相邻环才可以被考虑,所以会导致该算法的检测灵敏度有所下降。

5 算法的性能比较

CT造影冠状动脉自动/半自动狭窄检测及量化的主要流程包括了之前介绍的血管中轴线提取、血管分割以及狭窄检测与量化。随着多种狭窄检测及量化算法的出现,对此类算法的标准化评估显得十分必要。通过评估对比,可使研究人员更好地了解相关领域的热点和难点,比较各类算法的优势和弊端,从而对研究方向有更明确的认识,对多种技术进行更好的优化组合。

在法国召开的第15届医学图像计算和计算机辅助干预(MICCAD)专题研讨会,使用了由多个医学中心和多个CT扫描仪供应商提供的CTA数据集,采用一套标准化评估框架对目前较为流行通用的算法进行了比较^[10]。评估采用了48位具有代表性,年龄在41~80岁之间[平均(58.76±8.71)岁]不同病变程度的心血管病患者的CTA扫描结果。CTA结果来自双源CT(SOMATOM Definition, 西门子),64排多层螺旋CT(Brilliance 64, 飞利浦),320排动态容积CT(Aquilion ONE 320, 东芝)。同时邀请了三位经验丰富的专家作为观察员,将专家对CTA手工提取结果作为参考标准。

部分主要算法流程如下:

1) Broersen等^[11]的算法:采用自动冠状动脉树标记算法得出标记完成的冠状动脉树模型,沿血管入口至远端,对血管进行轮廓检测^[12-13]。通过基于管腔面积的回归偏差自动确定病变区域,将所有病变信息组合成列表并输出结果。

2) Cetin等^[14]的算法:采用自动冠状动脉树标记算法得出标记完成的冠状动脉树模型,使用血管追踪算法将血管分割。提取基于不同采样模式图形的灰度特征和基于沿血管半径能量分布的几何特征并使用基于随机森林原理的分类器,沿血管检测并得出狭窄坐标。

3) Eslami等^[9]的算法:通过多横截面重采样的方法构建圆柱形血管模型,并采用血管追踪算法将血管分割^[15-16]。使用管膨胀算法检测和量化狭窄。值得注意的是该步骤中引入边界三维像素,用于对比左心室腔和心肌强度,以考虑部分容积效应所带来的影响。

4) Duval等^[8]的算法:沿中轴线选取5个圆形兴趣区(ROI),对每个ROI区域通过基于强度和Haar特征计算出来的13个特征值进行血管分割。引入5个独立的随机森林匹配中心线和临近点,如果所有的随机森林一致,则确定存在狭窄。该方法采用临近特征值重复计算得出结果,有效避免了固有中心线存在的误差。

5) Valencia等^[17]的算法:通过使用带有成本函数的Dijkstra提取中轴线^[18],对该轴进行贝叶斯曲线平滑后采用快速行进的算法分割血管模型^[19]。最终通过对理论直径和模型直径的卡尔曼状态估计得出狭窄坐标。

6) Lor等^[20]的算法:通过对冠状动脉标记树引入高斯分布函数和后验密度方差得到血管模型,采用卡尔曼滤波根据血管直径来定量分割血管。之后通过贝叶斯分类器确定狭窄坐标及程度。

7) Melki等^[21]的算法:通过将冠状动脉标记树中各部分中心线合并到一组不相交的段中得到分割完毕的血管模型。然后,通过贝叶斯分类器确定狭窄坐标及程度并通过卡尔曼滤波量化狭窄。

8) Mohr等^[22]的算法:通过使用最小成本路径方法提取中心线,同时采用由速度函数驱动的水平集分割血管。最后使用贝叶斯分类器确定狭窄坐标及程度并通过线性拟合量化狭窄。

9) Shahzad等^[23-24]的算法:在分叉检测后,采用两点间最小成本路径的方法提取和细化中轴线,利用稳健核回归技术分割血管。最终通过预期值和测量值之间的差异分布来检测和量化狭窄。

10) Wang等^[25]的算法:采用两点间最小成本路径的方法提取和细化中轴线,通过纳入水平集的传播来调节血管轮廓的生长。利用稳健核回归技术分割血管。最终使用不同的参数,迭代执行前两步以检测和量化狭窄。

评估冠状动脉狭窄检测算法性能的两个指标,灵敏度和准确率的定义如下:

$$\text{灵敏度} = \frac{\text{检出值}}{\text{检出值} + \text{漏报值}}, \text{准确率} = \frac{\text{检出值}}{\text{检出值} + \text{误报值}}。$$

算法的评估结果如表2所示。

表2 专家(人工检测)及评估的10种狭窄检测算法的性能比较

Table 2 Performance of experts and 10 evaluated methods

Method of groups	Category	Sensitivity/%	Accuracy/%
CTA standard	Manual	100	100
Expert 1	Manual	83	61
Expert 2	Manual	70	81
Expert 3	Manual	66	60
Broersen <i>et al.</i>	Automatic	27.7	31
Cetin <i>et al.</i>	Semi-automatic	53	26
Eslami <i>et al.</i>	Semi-automatic	51	4
Duval <i>et al.</i>	Automatic	43	8
Valencia <i>et al.</i>	Semi-automatic	15	5
Lor <i>et al.</i>	Semi-automatic	32	3
Melki <i>et al.</i>	Automatic	43	9
Mohr <i>et al.</i>	Automatic	51	16
Shahzad <i>et al.</i>	Semi-automatic	55	27
Wang <i>et al.</i>	Automatic	11	33

从评估结果可以看出,所有算法中最高灵敏度为55%,准确率为33%,与人工检测的均值相比(灵敏度为73%,准确率为67%),尚有一定差距。有人工校准的半自动算法性能普遍优于全自动实现算法。由于受部分容积效应和运动伪影等因素的影响,如果不及时校正,执行结果会产生大量的误报从而降低算法性能。因此目前的狭窄检测及量化算法多用于计算机辅助诊断,同时也表明CT造影冠状动脉狭窄检测及量化具有巨大的研究价值。

6 结 论

冠状动脉CT造影自动/半自动狭窄检测及量化作为计算机辅助诊断的一种,因其快速准确并且有效降低了人为观察所存在的不稳定因素,已引起了国内外专家及学者的高度重视,越来越多的研究者投入到该领域中,同时也获得了巨大的进步。从目前的研究现状来看,血管中轴线提取技术已较为成熟,可得到十分精准的冠状动脉树模型,以此为基础,直接推动狭窄检测的多元化发展。但仍然存在一些有待改进和探索的地方。目前各类检测算法可作为诊断及治疗的辅助手段,但不可能完全取代专家,尚不具备大规模临床使用的能力。其次,虽然减少了人工交互,但并未真正实现高度自动化。

预计未来冠状动脉CT造影自动/半自动狭窄检测及量化领域会有以下几个方面的新发展:更完善的狭窄检测及量化体系,更加多样化的方法,更高的检测精度及自动化程度。这些研究使得心血管疾病的早期预测与诊断有了更有力、更精确、量化的依据。

参 考 文 献

- 1 Akinyemi A, Murphy S, Poole I, *et al.*. Automatic labeling of coronary arteries[C]. 17th European Signal Processing Conference, 2009: 1562-1566.
 - 2 Yang G, Broersen A, Petr R, *et al.*. Automatic coronary artery tree labeling in coronary computed tomographic angiography datasets[C]. IEEE Computing in Cardiology, 2011: 109-112.
 - 3 Metz C T, Schaap M, Weustink A C, *et al.*. Coronary centerline extraction from CT coronary angiography images using a minimum cost path approach[J]. Medical Physics, 2009, 36(12): 5568-5579.
 - 4 Zhang Zhaoxia, Chen Xiaodong, Shan Jianfeng, *et al.*. Calculation of optimal angiographic angle for segment of interest based on multislice computed tomography vessel analysis[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(11): 1104003.
- 张朝霞, 陈晓冬, 单建丰, 等. 基于多层螺旋CT血管分析的感兴趣冠脉段最佳造影角度计算[J]. 中国激光, 2011, 38(11): 1104003.

- 5 Xiao Ruoxiu, Yang Jian, Song Ling, *et al.*. Automatic blood vessel extraction for CTA images. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(2): 443–450.
肖若秀, 杨健, 宋凌, 等. 应用于医学三维影像的血管结构自动提取[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(2): 443–450.
- 6 Cetin S, Demir A, Yezzi A, *et al.*. Vessel tractography using an intensity based tensor model with branch detection[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(2): 348–363.
- 7 Schaap M, Neefjes L, Metz C, *et al.*. Coronary lumen segmentation using graph cuts and robust kernel regression[J]. *Information Processing in Medical Imaging*, 2009, 21: 528–539.
- 8 Duval M, Ouzeau E, Precioso F, *et al.*. Coronary artery stenoses detection with random forest[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 9 Eslami A, Aboe A, Hodaei Z, *et al.*. Quantification of coronary arterial stenosis by inflating tubes in CT angiographic images[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation*, 2012.
- 10 Kirişli H A, Schaap M, Metz C T, *et al.*. Standardized evaluation framework for evaluating coronary artery stenosis detection, stenosis quantification and lumen segmentation algorithms in computed tomography angiography[J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(8): 859–876.
- 11 Broersen A, Kitslaar P, Frenay M, *et al.*. FrenchCoast: Fast, robust extraction for the nice challenge on coronary artery segmentation of the tree[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 12 Yang G, Kitslaar P, Frenay M, *et al.*. Automatic centerline extraction of coronary arteries in coronary computed tomographic angiography[J]. *International Journal of Cardiovascular Imaging*, 2012, 28(4): 921–933.
- 13 Boogers M J, Broersen A, van Velzen J E, *et al.*. Automated quantification of coronary plaque with computed tomography: Comparison with intravascular ultrasound using a dedicated registration algorithm for fusion-based quantification[J]. *European Heart Journal*, 2012, 33(8): 1007–1016.
- 14 Cetin S, Unal G. Automatic detection of coronary artery stenosis in CTA based on vessel intensity and geometric features [C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 15 Goldenberg R, Eilat D, Begelman G, *et al.*. Computer-aided simple triage (CAST) for coronary CT angiography (CCTA) [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2012, 7(6): 819–827.
- 16 Goldenberg R, Peled N. Computer-aided simple triage[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2011, 6(5): 705–711.
- 17 Flórez V L, Orkisz M, Corredor R A, *et al.*. Coronary artery segmentation and stenosis quantification in CT images with use of a right generalized cylinder model[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 18 Gülsün M A, Tek H. Robust vessel tree modeling[C]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2008*, 2008: 602–611.
- 19 Milwer M B, Valencia L F, Hoyos M H, *et al.*. Fast-marching contours for the segmentation of vessel lumen in CTA cross-sections[C]. *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007: 791–794.
- 20 Lor K, Chen C. Probabilistic model based evaluation of coronary artery stenosis on CTA[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 21 Melki I, Talbot H, Cousty J, *et al.*. Automatic coronary arteries stenoses detection in 3D CT angiography[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 22 Mohr B, Masood S, Plakas C. Accurate lumen segmentation and stenosis detection and quantification in coronary CTA [C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 23 Schaap M, Metz C T, van Walsum T, *et al.*. Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating coronary artery centerline extraction algorithms[J]. *Medical Image Analysis*, 2009, 13(5): 701–714.
- 24 Shahzad R, van Walsum T, Kirişli H, *et al.*. Automatic detection, quantification and lumen segmentation of the coronary arteries using two-point centerline extraction scheme[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.
- 25 Wang C, Moreno R, Smedby Ö. Vessel segmentation using implicit model-guided level sets[C]. *Proceedings of MICCAI Workshop 3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI Segmentation Challenge*, 2012.